

3/14/02  
J1033 U.S. PTO  
09/850236  
05/08/01

IN THE UNITED STATES PATENT AND TRADEMARK OFFICE

IN RE APPLICATION OF: Motoaki TANIZAWA

GAU:

SERIAL NO: NEW APPLICATION

EXAMINER:

FILED: Herewith

FOR: METHOD OF EXTRACTING PHYSICAL MODEL PARAMETER AND STORAGE MEDIUM THEREFOR,  
AND METHOD OF MANUFACTURING NON-LINEAR ELEMENT

REQUEST FOR PRIORITY

ASSISTANT COMMISSIONER FOR PATENTS  
WASHINGTON, D.C. 20231

SIR:

- ☐ Full benefit of the filing date of U.S. Application Serial Number, filed, is claimed pursuant to the provisions of 35 U.S.C. §120.
- ☐ Full benefit of the filing date of U.S. Provisional Application Serial Number, filed, is claimed pursuant to the provisions of 35 U.S.C. §119(e).
- ☒ Applicants claim any right to priority from any earlier filed applications to which they may be entitled pursuant to the provisions of 35 U.S.C. §119, as noted below.

In the matter of the above-identified application for patent, notice is hereby given that the applicants claim as priority:

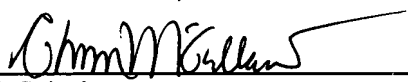
<u>COUNTRY</u>	<u>APPLICATION NUMBER</u>	<u>MONTH/DAY/YEAR</u>
Japan	2000-359113	November 27, 2000

Certified copies of the corresponding Convention Application(s)

- ☒ are submitted herewith
- ☐ will be submitted prior to payment of the Final Fee
- ☐ were filed in prior application Serial No. filed
- ☐ were submitted to the International Bureau in PCT Application Number .  
Receipt of the certified copies by the International Bureau in a timely manner under PCT Rule 17.1(a) has been acknowledged as evidenced by the attached PCT/IB/304.
- ☐ (A) Application Serial No.(s) were filed in prior application Serial No. filed ; and  
(B) Application Serial No.(s)
- ☐ are submitted herewith
- ☐ will be submitted prior to payment of the Final Fee

Respectfully Submitted,

OBLON, SPIVAK, McCLELLAND,  
MAIER & NEUSTADT, P.C.

  
Marvin J. Spivak

Registration No. 24,913

C. Irvin McClelland  
Registration Number 21,124



22850

日 本 国 特 許 庁  
PATENT OFFICE  
JAPANESE GOVERNMENT

J1033 U.S. PTO  
09/850236  
05/08/01

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日  
Date of Application:

2 0 0 0 年 1 1 月 2 7 日

出 願 番 号  
Application Number:

特 願 2 0 0 0 - 3 5 9 1 1 3

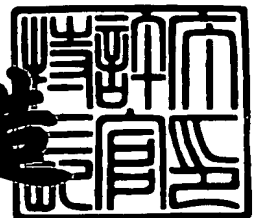
出 願 人  
Applicant (s):

三菱電機株式会社

2 0 0 0 年 1 2 月 1 5 日

特 許 庁 長 官  
Commissioner,  
Patent Office

及 川 耕 造



出 証 番 号 出 証 特 2 0 0 0 - 3 1 0 4 8 9 9

【書類名】 特許願

【整理番号】 527354JP01

【提出日】 平成12年11月27日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06F 15/60

【発明者】

【住所又は居所】 東京都千代田区丸の内二丁目2番3号 三菱電機株式会社  
社内

【氏名】 谷沢 元昭

【特許出願人】

【識別番号】 000006013

【氏名又は名称】 三菱電機株式会社

【代理人】

【識別番号】 100089233

【弁理士】

【氏名又は名称】 吉田 茂明

【選任した代理人】

【識別番号】 100088672

【弁理士】

【氏名又は名称】 吉竹 英俊

【選任した代理人】

【識別番号】 100088845

【弁理士】

【氏名又は名称】 有田 貴弘

【手数料の表示】

【予納台帳番号】 012852

【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】	図面	1
【物件名】	要約書	1
【プルーフの要否】	要	

【書類名】 明細書

【発明の名称】 物性モデルのパラメータ抽出方法及び記録媒体、並びに非線形素子の製造方法

【特許請求の範囲】

【請求項 1】 (a) 少なくとも一つの外部要因からなる外部要因群の複数  $v_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) の各々に対応して、それぞれ 1 乃至  $z$  番目 ( $z \geq 2$ ) の特性量  $g_{iy}$  ( $y = 1, 2, \dots, z$ ) からなる特性量群  $g_i$  が得られる物性に関し、各々の前記特性量群  $g_s$  ( $s$  は  $i$  の採る任意の一つの値を示す) に対応する計算値の各々を、対応する前記外部要因群  $v_s$  及び複数のパラメータからなるパラメータ群  $P$  の関数  $f_y(v_s, P)$  として与える物性モデルを適用するステップと、

(b) 複数のサンプルの前記物性を観測することにより得られた前記特性量  $g_{iy}$  の観測値の分散  $\sigma_{iy}^2$  で、各々の前記特性量  $g_{iy}$  とこれに対応する前記関数  $f_y(v_i, P)$  との差の平方を除した値を、前記外部要因群の複数に亘って総和することで誤差関数  $S$  を求め、前記誤差関数  $S$  に対し、その最小値を与える前記パラメータ群  $P$  を抽出するステップと  
を備える物性モデルのパラメータ抽出方法。

【請求項 2】 請求項 1 に記載の物性モデルのパラメータ抽出方法であって

前記ステップ (b) は、

前記パラメータ群  $P$  を更新しつつ、前記誤差関数  $S$  の値を繰り返し求めることにより、その最小値を与える前記パラメータ群  $P$  を抽出するステップ (b-a) であって、

前記誤差関数  $S$  の値が  $\chi^2$  分布に従うことを利用して、更新された前記パラメータ群  $P$  を用いて計算した前記関数  $f_y(v_s, P)$  が前記複数のサンプルから得られた各々の特性量群  $g_s$  の前記観測値を再現できているかどうかを検定し、再現できている場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を、前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するステップ (b-1) を含む

物性モデルのパラメータ抽出方法。

【請求項3】 請求項2に記載の物性モデルのパラメータ抽出方法であって

前記ステップ(b)は、

前記ステップ(b-1)において、前記関数  $f_y(v_s, P)$  が前記複数のサンプルから得られた各々の特性量群  $g_s$  の前記観測値を再現できていない場合には、前記パラメータ群  $P$  を更新して求められた前記誤差関数  $S$  の値が最小値とみなすことができるかどうか判断し、最小値とみなせる場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を、前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するステップ(b-2)と、

前記ステップ(b-2)において、前記誤差関数  $S$  の値が最小値とみなせなかった場合には、前記更新の回数が所定の回数を超えたかどうか判断し、超えた場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を、前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出し、超えなかった場合には、前記パラメータ群  $P$  の更新を行って前記誤差関数  $S$  の値を求め前記ステップ(b-1)に戻るステップ(b-3)と

をさらに含む

物性モデルのパラメータ抽出方法。

【請求項4】 請求項3に記載の物性モデルのパラメータ抽出方法であって

前記ステップ(b-3)において前記更新の回数が前記所定の回数を超えたかどうか判断を行う際に、超えたと判断された場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する代わりに、前記誤差関数  $S$  の最小値を与える前記パラメータ群  $P$  を抽出する前記ステップ(b-a)の手法を変化させて、再び前記ステップ(b-1)～(b-3)を行う

物性モデルのパラメータ抽出方法。

【請求項5】 請求項1乃至請求項4のいずれかに記載の物性モデルのパラメータ抽出方法を単独で、若しくは予めコンピュータに備えられたプログラムと

相俟って、前記コンピュータに実行させるプログラムが記録された、コンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【請求項 6】 請求項 1 乃至請求項 4 のいずれかに記載の物性モデルのパラメータ抽出方法を用いたデバイスモデリングを採用する特性シミュレーションと

前記特性シミュレーションに基づく物理的プロセスと  
を実行して非線形素子を作製する  
非線形素子の製造方法。

【発明の詳細な説明】

【 0 0 0 1 】

【発明の属する技術分野】

この発明は、少なくとも一つの外部要因からなる外部要因群の複数  $v_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) の各々に対応して、それぞれ少なくとも一つの特性量からなる特性量群  $g_i$  が得られる物性に関し、各々の特性量群  $g_s$  ( $s$  は  $i$  の採る任意の一つの値を示す) に対応する計算値の各々を、対応する前記外部要因  $v_s$  及び複数のパラメータからなるパラメータ群  $P$  の関数  $f(v_s, P)$  として与える物性モデルにおいて、パラメータ群  $P$  を抽出する技術に関する。

【 0 0 0 2 】

例えば L S I (large scale integrated circuit) の設計において使用される回路シミュレーションのための、モデルパラメータを抽出する技術に関する。

【 0 0 0 3 】

【従来の技術】

L S I の製造においては、その回路を設計する設計工程と、設計工程によって得られた情報を元に回路を半導体装置として実現する半導体プロセス工程とに大別される。そして、設計工程においては、半導体装置として実現される L S I 回路（以下「L S I 装置」と称す）の発揮すべき機能を予め予測するために、回路シミュレーションが行われる。

【 0 0 0 4 】

回路シミュレーションにおいては回路方程式の定式化と、デバイスモデリング

という2つの重要な観点がある。そしてデバイスモデリングにおいて、例えばトランジスタのような非線形デバイスの電気特性は、デバイスをモデル化して得られる解析式によってシミュレーションされる。この解析式は物理的な、あるいは半ば経験的に決定されるパラメータを含んでいる。

## 【 0 0 0 5 】

回路シミュレーションを精度良く実行するためには、これらのデバイスモデリングにおけるパラメータを適切に決定する必要がある。そしてこの決定のための指標として通常は、LSI装置の実測特性と解析モデルに基づいた計算値との誤差が選ばれる。あるいはLSI装置の実測特性に代えて、トランジスタ等のデバイス内部で生じる現象をシミュレーションするデバイスシミュレーションの結果を用いることもある。

## 【 0 0 0 6 】

さて、従来の物性モデルのパラメータ抽出方法を以下に説明する。この物性モデルは、少なくとも一つの外部要因からなる外部要因群  $v_i$  (ここでは  $i = 1, 2, 3, \dots, m$  とする) と、これらに対して得られる少なくとも一つの特性量からなる特性量群  $g_i$  とが非線形の関係にある非線形素子の物性を求めるに際して、設定される。そして、この物性モデルは、複数のパラメータからなるパラメータ群  $P$  及び外部要因群  $v_i$  の関数  $f(v_i, P)$  として設定される。そして観測される特性量群  $g_s$  ( $s$  は  $i$  の採る任意の一つの値を示す) と、計算される関数  $f(v_s, P)$  の値との差に重み関数  $w_s$  を乗じた値の平方を、全ての外部要因群  $v_i$  に亘って総和して、誤差関数  $S$  が求められる。そして、この誤差関数  $S$  の値が最小となるパラメータの組み合わせを求めることでパラメータの抽出を行う。

## 【 0 0 0 7 】

非線形素子としてMISトランジスタを一例として挙げれば、例えばゲート長が  $1 \mu m$  程度よりも大きい場合には、物性モデルとしてFrohman-Bentchkowskyモデルが例挙できる。外部要因としては動作温度  $\tau$ 、ソース電極に対するゲート電極の電位 (ゲート電圧  $V_{gs}$ ) 及びドレイン電極の電位 (ドレイン電圧  $V_{ds}$ ) を、特性量としてはソース電極とドレイン電極との間に流れる電流 (ドレイン電流  $I_{ds}$ ) およびドレイン電流  $I_{ds}$  をドレイン電圧  $V_{ds}$  で微分して得られるコンダクタ



ンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  が、それぞれ例挙できる。そしてパラメータとしては、例えばしきい値電圧  $V_{th}$  及び後述する係数  $\beta$  を挙げることができる。このように、外部要因群を構成する外部要因の個数と、特性量群を構成する特性量の個数と、パラメータ群を構成するパラメータの個数とは、一般には一致しない。

## 【 0 0 0 8 】

例えば M I S トランジスタの動作において、ドレイン電圧  $V_{ds}$  が小さい線形領域でのドレイン電流  $I_{ds}$  は、ほぼ  $\beta (V_{gs} - V_{th} - V_{ds} / 2) V_{ds}$  で得られる。ここで係数  $\beta$  は、単位面積あたりのゲート絶縁膜容量  $C_{ox}$  と、キャリアの移動度  $\mu$  と、チャネル幅  $W$  との積を、チャネル長  $L$  で除した値である ( $\beta = C_{ox} \mu W / L$ )。このようなモデルに基けば、ドレイン電流  $I_{ds}$  のゲート電圧  $V_{gs}$  に対する依存性を観測値から求め、外挿及び傾きを計算してそれぞれしきい値電圧  $V_{th}$  及び係数  $\beta$  が求められる。

## 【 0 0 0 9 】

ここで、非線形素子の一例である M I S トランジスタの誤差関数  $S$  は、以下の式 (1) で示される。

## 【 0 0 1 0 】

【数 1】

$$S = \sum_{i=1}^m \left\{ g_i - f(v_i, P) \right\}^2 w_i^2 \cdots (1)$$

## 【 0 0 1 1 】

ここで、外部要因群  $v_1, v_2, v_3, \dots, v_m$  は、それぞれが  $x (\geq 1)$  個の外部要因を有している。例えば  $x = 3$  とし、外部要因として動作温度  $\tau$ 、ゲート電圧  $V_{gs}$ 、ドレイン電圧  $V_{ds}$  を採用できる。

## 【 0 0 1 2 】

特性量群  $g_i$  は、外部要因群  $v_i$  が与えられた場合に非線形素子が呈する物理量である。例えばドレイン電流  $I_{ds}$  およびコンダクタンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  を採用でき、この場合には特性量群を構成する特性量の個数  $y$  は 2 であって、 $g_i, f(v_i, P), w_i$  はいずれもベクトル量となる。ただし、ベクトルの各成分ごとに

式(1)の計算が行われるので、誤差関数 $S$ の値はスカラ量となる。

【0013】

なお、特性量は実測値としてではなく、デバイスシミュレーションの結果を用いても良い。その場合、一般にデバイスシミュレーションでデバイスを近似した関数を $g$ とし、特性量群は $g_i = g(v_i)$ と表現することもできる。

【0014】

パラメータ群 $P$ は $n$  ( $\geq 2$ ) 個のパラメータ $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$ で構成される。例えば $n=2$ とし、パラメータとしてしきい値電圧 $V_{th}$ 及び係数 $\beta$ を採用することができる。

【0015】

重み関数 $w_i$ は異なる外部要因群 $v_i$ のそれぞれに対応して設定される。特別な場合として、重み関数 $w_i$ が外部要因群 $v_i$ のいずれに対しても恒常的に1に設定され、誤差関数 $S$ が絶対誤差として規定される場合がある。また $w_i = 1/g_i$ に設定されれば、誤差関数 $S$ が相対誤差として規定される。

【0016】

このような誤差関数 $S$ を最小化、あるいは所定誤差内で零とするパラメータ群 $P$ を求めることが、パラメータ抽出という処理である。そしてパラメータ群 $P$ を所定の規則で更新しつつ誤差関数 $S$ の値を小さくしてゆくことにより、パラメータ抽出が進められる。

【0017】

そして、この誤差関数 $S$ の値が最小となるパラメータの値の組み合わせを求めるために従来から、例えばニュートン法のような降下系解法（本願ではニュートン法系解法と称する）や、例えばSimulated Annealing法のような大域的な検索アルゴリズム（本願では数え上げ的手法と称する）などが採用されていた。

【0018】

【発明が解決しようとする課題】

しかし、上記のような従来の物性モデルのパラメータ抽出方法においては、以下の問題点があった。

【0019】

まず、第1の問題点としては、特性量群  $g_i$  に複数個の特性量を採用しつつ、ニュートン法系解法や数え上げ的手法などを用いて誤差関数  $S$  の最小値探索を行ったときに、各特性量についての誤差（以下、「誤差要素」と称する）の値に大小の差があると、より誤差要素の値の大きい特性量についてはその誤差要素を効果的に減少させ得るものの、誤差要素の値の小さい特性量についてはその誤差要素を効果的に減少させることができなかった。

## 【 0 0 2 0 】

例えば上記のMISトランジスタの場合のように、特性量群  $g_i$  を構成する特性量にドレイン電流  $I_{ds}$  とコンダクタンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  とを採用する場合、例えば両者についてのそれぞれの誤差要素が求められ、それぞれの平方の和に重み関数が乗じられて誤差関数  $S$  の最小値探索が行われる。しかし、後に詳述するように、コンダクタンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  に生じる誤差の値の方がドレイン電流  $I_{ds}$  に生じる誤差の値に比べ大きいため、ドレイン電流  $I_{ds}$  に比べコンダクタンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  についての誤差要素をより減少させる傾向で計算が進められる。その結果、ドレイン電流  $I_{ds}$  のフィッティングの精度は、ドレイン電流  $I_{ds}$  のみを単独で特性量に採用した場合に得られる精度に比べ低下してしまう。

## 【 0 0 2 1 】

線形領域でのドレイン電流  $I_{ds}$  は、ほぼ  $\beta (V_{gs} - V_{th} - V_{ds} / 2) V_{ds}$  で得られることは上述した。しかし、飽和領域 ( $V_{ds} > V_{dsat}$  の領域、なお  $V_{dsat}$  はドレイン電圧  $V_{ds}$  が増加してもドレイン電流  $I_{ds}$  が増加しなくなり始める  $V_{ds}$  の値) では、上式中の  $V_{ds}$  が  $V_{dsat}$  に置き換えられ、さらに、チャネル長変調効果を考慮して係数  $\beta$  中のチャネル長  $L$  が  $(L - \Delta L)$  に置き換えられる ( $\Delta L$  はドレイン端での空乏層の広がり幅を表す)。なお  $\Delta L$  は  $(V_{ds} - V_{dsat})$  の関数となっている。

## 【 0 0 2 2 】

この場合、ドレイン電流  $I_{ds}$  は  $\Delta L$  で決定されるが、ドレイン電流  $I_{ds}$  のドレイン電圧  $V_{ds}$  による微分量であるコンダクタンスは、 $\Delta L$  のみならず  $\partial \Delta L / \partial V_{ds}$  にも依存することになる。空乏近似により  $(V_{ds} - V_{dsat})$  の変化に対する  $\Delta L$  の振る舞いを精度よく表現することは可能であるが、 $\partial \Delta L / \partial V_{ds}$  を表現

することについては、特に  $V_{ds} = V_{dsat}$  の近傍においてその精度に問題が生じやすい。よって、 $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  をパラメータとして含むコンダクタンスは、それを含まないドレイン電流  $I_{ds}$  に比べ、その精度が低い。

## 【 0 0 2 3 】

すなわち、MIS トランジスタにおけるモデル式は、各動作領域（弱反転、強反転－線形、強反転－飽和）においてドレイン電流を定式化してつなげることにより設定されているため、ドレイン電圧による微分量であるコンダクタンスの値は特に各領域のつなぎ目近傍では精度が落ちやすいのである。そのため、コンダクタンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  についての誤差要素の値の方が、ドレイン電流  $I_{ds}$  についての誤差要素の値に比べ大きくなりやすい。その結果、両者を同時にフィッティングしようとする、ドレイン電流  $I_{ds}$  についての誤差要素よりもコンダクタンス  $\partial I_{ds} / \partial V_{ds}$  についての誤差要素を減少させる傾向になってしまうのである。

## 【 0 0 2 4 】

一方、従来の物性モデルのパラメータ抽出方法の第 2 の問題点としては、誤差関数  $S$  の最小値探索を行う際に数え上げ的手法を用いると、局所的な解からの脱出は可能であるものの、真の最小値へ到達するのに必要な計算負荷は膨大となってしまうという問題があった。また、ニュートン法系解法を用いる場合には、局所最小値に陥るという問題があった。

## 【 0 0 2 5 】

この発明は上記の事情に鑑みてなされたもので、誤差関数内の各特性量についての誤差要素の値に大小の差があったとしても、誤差要素の値を各特性量ごとに十分に減少させることができる物性モデルのパラメータ抽出方法であって、さらに、真の解を得るためのパラメータの検索、即ちパラメータの抽出を効率良くかつ迅速に行うことができる技術を提供することを目的としている。

## 【 0 0 2 6 】

またコンピュータにかかるパラメータ抽出を行わせるプログラムを記憶する媒体を提供することも目的とする。

## 【 0 0 2 7 】

更にはかかるパラメータ抽出技術を採用した物性シミュレーションを含む非線形素子の製造方法を提供することも目的とする。

## 【 0 0 2 8 】

## 【課題を解決するための手段】

請求項 1 に記載の発明は、(a) 少なくとも一つの外部要因からなる外部要因群の複数次数  $v_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) の各々に対応して、それぞれ 1 乃至  $z$  番目 ( $z \geq 2$ ) の特性量  $g_{iy}$  ( $y = 1, 2, \dots, z$ ) からなる特性量群  $g_i$  が得られる物性に関し、各々の前記特性量群  $g_s$  ( $s$  は  $i$  の採る任意の一つの値を示す) に対応する計算値の各々を、対応する前記外部要因群  $v_s$  及び複数次数のパラメータからなるパラメータ群  $P$  の関数  $f_y(v_s, P)$  として与える物性モデルを適用するステップと、(b) 複数次数のサンプルの前記物性を観測することにより得られた前記特性量  $g_{iy}$  の観測値の分散  $\sigma_{iy}^2$  で、各々の前記特性量  $g_{iy}$  とこれに対応する前記関数  $f_y(v_i, P)$  との差の平方を除した値を、前記外部要因群の複数次数に亘って総和することで誤差関数  $S$  を求め、前記誤差関数  $S$  に対し、その最小値を与える前記パラメータ群  $P$  を抽出するステップとを備える物性モデルのパラメータ抽出方法である。

## 【 0 0 2 9 】

請求項 2 に記載の発明は、請求項 1 に記載の物性モデルのパラメータ抽出方法であって、前記ステップ (b) は、前記パラメータ群  $P$  を更新しつつ、前記誤差関数  $S$  の値を繰り返し求めることにより、その最小値を与える前記パラメータ群  $P$  を抽出するステップ (b-a) であって、前記誤差関数  $S$  の値が  $\chi^2$  分布に従うことを利用して、更新された前記パラメータ群  $P$  を用いて計算した前記関数  $f_y(v_s, P)$  が前記複数次数のサンプルから得られた各々の特性量群  $g_s$  の前記観測値を再現できているかどうかを検定し、再現できている場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を、前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するステップ (b-1) を含む物性モデルのパラメータ抽出方法である。

## 【 0 0 3 0 】

請求項 3 に記載の発明は、請求項 2 に記載の物性モデルのパラメータ抽出方法であって、前記ステップ (b) は、前記ステップ (b-1) において、前記関数

$f_y(v_s, P)$  が前記複数のサンプルから得られた各々の特性量群  $g_s$  の前記観測値を再現できていない場合には、前記パラメータ群  $P$  を更新して求められた前記誤差関数  $S$  の値が最小値とみなすことができるかどうか判断し、最小値とみなせる場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を、前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するステップ (b-2) と、前記ステップ (b-2) において、前記誤差関数  $S$  の値が最小値とみなせなかった場合には、前記更新の回数が所定の回数を超えたかどうか判断し、超えた場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を、前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出し、超えなかった場合には、前記パラメータ群  $P$  の更新を行って前記誤差関数  $S$  の値を求め前記ステップ (b-1) に戻るステップ (b-3) とをさらに含む物性モデルのパラメータ抽出方法である。

## 【 0 0 3 1 】

請求項 4 に記載の発明は、請求項 3 に記載の物性モデルのパラメータ抽出方法であって、前記ステップ (b-3) において前記更新の回数が前記所定の回数を超えたかどうか判断を行う際に、超えたと判断された場合には、そのときの前記パラメータ群  $P$  を前記誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する代わりに、前記誤差関数  $S$  の最小値を与える前記パラメータ群  $P$  を抽出する前記ステップ (b-a) の手法を変化させて、再び前記ステップ (b-1) ~ (b-3) を行う物性モデルのパラメータ抽出方法である。

## 【 0 0 3 2 】

請求項 5 に記載の発明は、請求項 1 乃至請求項 4 のいずれかに記載の物性モデルのパラメータ抽出方法を単独で、若しくは予めコンピュータに備えられたプログラムと相俟って、前記コンピュータに実行させるプログラムが記録された、コンピュータ読み取り可能な記録媒体である。

## 【 0 0 3 3 】

請求項 6 に記載の発明は、請求項 1 乃至請求項 4 のいずれかに記載の物性モデルのパラメータ抽出方法を用いたデバイスモデリングを採用する特性シミュレーションと、前記特性シミュレーションに基づく物理的プロセスとを実行して非線形素子を作製する非線形素子の製造方法である。

【 0 0 3 4 】

【発明の実施の形態】

＜実施の形態 1＞

A. 基本的な考え方：

本実施の形態は、誤差関数内の各特性量についての誤差要素の値に大小の差があったとしても、誤差要素の値を各特性量ごとに十分に減少させることができる物性モデルのパラメータ抽出方法である。

【 0 0 3 5 】

本実施の形態の詳細な説明を行う前に、本実施の形態の基本的な考え方について説明する。本実施の形態においても従来の技術と同様、少なくとも一つの外部要因からなる外部要因群  $v_i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, m$ ) と、これらに対して得られる少なくとも一つの特性量からなる特性量群  $g_i$  とが非線形の関係にある非線形素子の物性として、物性モデルが設定される。そしてこの物性モデルは、複数のパラメータからなるパラメータ群  $P$  及び外部要因群  $v_i$  の関数  $f(v_i, P)$  として設定される。また、この物性モデルに基づいた誤差関数  $S$  が設定される。

【 0 0 3 6 】

ただし、本実施の形態においては、 $u$  個 ( $u \geq 2$ ) の試作品の物性を観測またはデバイスシミュレーションで計算することにより得られた誤差要素の平方を、対応する各特性量の観測値の分散で除した値を、外部要因群の複数（例えば総数  $m$ ）に亘って総和したものを、物性モデルの誤差関数  $S$  として採用する。

【 0 0 3 7 】

そして、この誤差関数  $S$  の値が最小となるパラメータの組み合わせを求めることでパラメータの抽出を行う。

【 0 0 3 8 】

なお、本発明は、上述のようにパラメータを有する関数で設定される物性モデルが採用される技術であれば、半導体分野に限定されずに、他の分野、例えば電気、機械、化学の分野においても適用できる。以下では半導体装置の製造方法の分野を例に取って説明する。

【 0 0 3 9 】

## B. 半導体装置の製造方法への適用：

## b 1) 半導体装置の製造方法の概観。

図 1 は本発明が適用可能な L S I 装置の製造工程の概略を例示するフローチャートである。製造工程は設計工程群 9 0 と、物理的プロセスである半導体プロセス工程 9 0 5 とに大別される。設計工程群 9 0 は機能設計工程 9 0 1、論理設計工程 9 0 2、回路設計工程 9 0 3、レイアウト設計工程 9 0 4 に大別される。半導体プロセス工程 9 0 5 は設計工程群 9 0 から得られた情報に基づいて半導体プロセスを遂行し、L S I 装置 3 0 0 が得られる。

## 【 0 0 4 0 】

回路設計工程 9 0 3 は回路シミュレータ 1、パラメータ抽出装置 3 を採用して実行される。その他にも例えばタイミングシミュレータ 2 0 1 をも採用する場合がある。回路シミュレータ 1 は回路シミュレーションを行う主体であり、そこで用いるパラメータを供給するパラメータ抽出装置 3 には製造された L S I 装置 3 0 0 についての実測値や、デバイスシミュレータ 2 0 2 からのシミュレーション結果が入力される。パラメータ抽出装置 3 で決定されたパラメータが格納されるパラメータデータベース 2 も、回路設計工程 9 0 3 において採用されていても良い。図 1 においては回路設計工程 9 0 3 において回路シミュレータ 1、パラメータデータベース 2、パラメータ抽出装置 3、タイミングシミュレータ 2 0 1 が採用される態様を、回路設計工程 9 0 3 を示すブロックで囲んで示している。

## 【 0 0 4 1 】

なお、図 1 は模式的に示されており、設計工程群 9 0 の有する各工程 9 0 1 ～ 9 0 4 が独立して存在する必要はなく、パラメータ抽出装置 3 はハードウェアとして個別に実現される必要もない。例えば設計工程群 9 0 の全体が、所定のプログラムに基づいて動作する単体の計算機で実現されても良い。もちろんパラメータ抽出装置 3 の処理を実行させるための専用ソフトウェアを用いても良いし、従来から存在する、設計工程群 9 0 の全体を動作させるためのソフトウェアに対するパッチプログラムによって、パラメータ抽出装置 3 の処理を実行させても良い。これらのソフトウェアやプログラムはコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録させることができる。



## 【 0 0 4 2 】

図 2 は本発明にかかるパラメータ抽出装置 3 の動作を示すフローチャートである。まず、パラメータアナライザ、LCRメータ等の測定器を用いて測定された実測値が初期値決定部 1 1 に入力される。これらの測定器は自動制御によって動作することが望ましい。あるいはデバイスシミュレータ 2 0 2 から得られたデバイスシミュレーション結果が入力されても良い。

## 【 0 0 4 3 】

デバイスモデリングにおけるパラメータを決定するため、通常は繰り返し計算が行われる。この繰り返し計算を効率良く行うため、初期値決定部 1 1 においてパラメータの初期値を決定する。この初期値を適切に選定することが、最終的に得られるパラメータの精度に大きく関与する。そのため、初期値決定部 1 1 ではデバイスの動作領域や形状を限定した簡単なモデルを採用し、陽的に、従って繰り返し計算を必要とすることなくパラメータのうちの幾つかの初期値を決定する。

## 【 0 0 4 4 】

例えばMISトランジスタの動作において、ドレイン電圧 $V_{ds}$ が小さい線形領域でのドレイン電流 $I_{ds}$ は、上述のようにほぼ $\beta (V_{gs} - V_{th} - V_{ds}/2) V_{ds}$ で得られる。このようなモデルに基けば、ドレイン電流 $I_{ds}$ のゲート電圧 $V_{gs}$ に対する依存性を実測値から求め、外挿及び傾きを計算してそれぞれしきい値電圧 $V_{th}$ 及び係数 $\beta$ が求められる。

## 【 0 0 4 5 】

このように定まった幾つかのパラメータの初期値が、実測値あるいはデバイスシミュレータ結果と共にパラメータ最適化部 1 2 へと与えられ、パラメータが決定される。パラメータ最適化部 1 2 の動作の詳細については後述する。

## 【 0 0 4 6 】

パラメータ最適化部 1 2 から得られたパラメータを用いて計算されたデバイス特性は、実測値から得られたデバイス特性、例えばドレイン電流 $I_{ds}$ のドレイン電圧 $V_{ds}$ に対する依存性と精度検証部（表示装置） 1 3 上で重ね合わせて表示され、決定されたパラメータの精度を視覚的に確認する。図 2 においてはドレイン

電流  $I_{ds}$  のドレイン電圧  $V_{ds}$  に対する依存性が種々のゲート電圧  $V_1$ ,  $V_2$ ,  $V_3$  に対してプロットされた場合が例示されている。

【 0 0 4 7 】

そしてパラメータの精度が満足すべきものであることが確認されれば、再利用可能とすべく、パラメータデータベース 2 へとパラメータが格納される。

【 0 0 4 8 】

なお、図 2 は模式的に示されており、各部 1 1 ～ 1 3 が独立して存在する必要はない。例えばパラメータ抽出装置 3 の全体が、所定のプログラムに基づいて動作する単体の計算機で実現されても良い。もちろんパラメータ最適化部 1 2 の処理を実行させるための専用ソフトウェアを用いても良いし、従来から存在する、設計工程群 9 0 の全体を動作させるためのソフトウェアに対するパッチプログラムによってパラメータ最適化部 1 2 の処理を実行させても良い。これらのソフトウェアやプログラムはコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録させることができる。それにより、物性モデルのパラメータ抽出方法をコンピュータに実行させることができる。

【 0 0 4 9 】

また、本実施の形態に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を用いたデバイスモデリングを採用する特性シミュレーションを行い、その特性シミュレーションに基づく物理的プロセスを実行して M I S トランジスタ等の非線形素子を作製すれば、精度良くかつ計算コストの低い特性シミュレーションに基づいて物理的プロセスが実行されるので、作製される非線形素子も設計仕様に近く、またコストが低く実現できる。

【 0 0 5 0 】

b 2) パラメータ抽出の概観。

図 3 はパラメータ最適化部 1 2 の処理を分解して示すフローチャートである。このフローチャートは、A. 節で説明された誤差関数  $S$  に対し、その最小値を与えるパラメータ群  $P$  を抽出するステップを説明したものである。

【 0 0 5 1 】

まず、ステップ S 0 1 において、数え上げ的手法 (combinatorial optimizatio

n method)やニュートン法系解法などの最小値ソルバを用いてパラメータ検索が実行される。ここでいう最小値ソルバとは、パラメータ群  $P$  を更新しつつ、誤差関数  $S$  の値を繰り返し求めることにより、その最小値を与えるパラメータ群  $P$  を抽出する解法のことを指す。最小値ソルバの例として、数え上げ的手法を b 3) 節で、ニュートン法系解法を b 4) 節で詳述する。

## 【 0 0 5 2 】

そして、ステップ S 0 2 において誤差関数  $S$  の値が最小値とみなすことができるかどうか判断される。その判断は、各最小値ソルバに応じた収束判定条件により行えばよい。そして、誤差関数  $S$  の値が充分小さいと判断されれば誤差関数  $S$  が収束したとみなして、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する (ステップ S 0 4)。

## 【 0 0 5 3 】

一方、誤差関数  $S$  の値が最小値とみなせなかった場合には、ステップ S 0 3 において、パラメータ群  $P$  の更新回数  $\# I t e r$  (初期値 0) が所定の回数  $I m a x$  を超えたかどうか判断される。そして、超えた場合には誤差関数  $S$  が収束したとみなして、そのときのパラメータ群  $P$  が、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出される。一方、超えなかった場合には、ステップ S 0 1 に戻り、最小値ソルバがパラメータ群  $P$  の更新を行って誤差関数  $S$  の値を再度、求める。

## 【 0 0 5 4 】

なお、図 3 のフローチャートに示された「 $\# I t e r ++$ 」は、更新回数  $\# I t e r$  がインクリメントされることを示している。

## 【 0 0 5 5 】

さて、本実施の形態においては、A. 節で説明したように、M I S トランジスタ等の非線形素子の誤差関数  $S$  は以下の式 (2) で示される。

## 【 0 0 5 6 】

【数 2】

$$S = \sum_{i=1}^m \sum_{y=1}^z \frac{\left\{ g_{iy} - f_y(v_i, P) \right\}^2}{\sigma_{iy}^2} \quad \begin{matrix} (i = 1, 2, \dots, m) \\ (y = 1, 2, \dots, z) \end{matrix} \quad \dots (2)$$

【0 0 5 7】

外部要因群  $v_i$ 、特性量群  $g_{iy}$ 、パラメータ群  $P$ 、関数  $f_y(v_i, P)$  はいずれも、従来の技術の説明で述べた通りであり、分散  $\sigma_{iy}^2$  は特性量群  $g_i$  の  $y$  番目の特性量の観測値の分散である。なおここでは、特性量の種類が  $y$  個 ( $y = 1, 2, \dots, z$ ) 存在することを明示する目的で添え字  $y$  を表示し、 $y$  についての総和を採る形式で表示している。

【0 0 5 8】

$i$  の採る任意の一つの値  $s$  における特性量群  $g_s$  は、以下の式 (3) で表される。

【0 0 5 9】

【数 3】

$$g_s = \begin{pmatrix} g_{s1} \\ \vdots \\ g_{sy} \\ \vdots \\ g_{sz} \end{pmatrix}, \quad g_{sy} = \frac{\sum_{q=1}^u g_{syq}(v_s)}{u} \quad (q = 1, 2, \dots, u) \quad \dots (3)$$

【0 0 6 0】

ここで、 $g_{syq}(v_s)$  は、 $q$  番目のサンプルに対して外部要因群  $v_s$  が与えられた場合に得られる特性量群  $g_s$  の  $y$  番目の特性量の観測値であり、 $u$  はサンプルの個数である。例えばチップ上に一つ形成される M I S トランジスタを例に採れば、実デバイス製作またはデバイスシミュレーションのいずれかで得られた複数のチップの  $q$  番目のサンプルの、例えば 1 番目の特性量のドレイン電流  $I_{ds}$  の外

部要因群  $v_s$  たる条件下での観測値が  $g_{slq}(v_s)$  に相当する。なお式 (3) を見れば分かるように、特性量  $g_{sy}$  はサンプル個々の物性の観測値  $g_{syq}(v_s)$  の平均値となっている。

【0061】

また、特性量群  $g_s$  の分散  $\sigma_s^2$  および特性量ごとの分散  $\sigma_{sy}^2$  は、以下の式 (4) で表される。

【0062】

【数4】

$$\sigma_s^2 = \begin{pmatrix} \sigma_{s1}^2 \\ \vdots \\ \sigma_{sy}^2 \\ \vdots \\ \sigma_{sz}^2 \end{pmatrix}, \sigma_{sy}^2 = \frac{\sum_{q=1}^u \{g_{syq}(v_s) - g_{sy}\}^2}{u-1} \dots (4)$$

【0063】

なお、ここでいう分散  $\sigma_{sy}^2$  は不偏推定値である。そのため、式 (4) は、標本分散に  $u/(u-1)$  を乗じて得られる値となっている。すなわち、標本分散の場合は式 (4) の分母に  $u-1$  ではなく  $u$  が用いられる値となるが、サンプルの母集団の分散を不偏推定値として表現するために、標本分散に  $u/(u-1)$  を乗じた値を式 (4) に採用するのである。

【0064】

ここで特性量群  $g_{iy}$  の各特性量の観測値の分散  $\sigma_{iy}^2$  を誤差関数  $S$  に導入した理由は以下の通りである。

【0065】

式 (2) に示すように、複数のサンプルの観測値の分散  $\sigma_{iy}^2$  で各々の特性量  $g_{iy}$  ごとの誤差要素の平方を除することにより、各特性量  $g_{iy}$  において生じる誤差要素の値に大小の差があったとしても、各特性量  $g_{iy}$  ごとに分散  $\sigma_{iy}^2$  で除されることで、誤差要素に含まれる観測値のばらつきや偏りの影響を補正することができる。すなわち、誤差関数  $S$  は各特性量  $g_{iy}$  について規格化された関数とな

り、特定の特性量  $g_{iy}$  の誤差要素が偏って誤差関数  $S$  に強い影響を与えることがない。

#### 【 0 0 6 6 】

よって、各特性量において生じる誤差要素の値に大小の差があったとしても、従来の技術における第 1 の問題点のような問題は生じることなく、誤差要素の値を各特性量ごとに十分に減少させることが可能な物性モデルのパラメータ抽出方法を得ることができる。

#### 【 0 0 6 7 】

なお、図 3 においてステップ  $S 0 1 \sim S 0 4$  として記載された工程を、一体として処理させるためのプログラムによって、コンピュータに対して実行させることもできる。あるいはハードウェアを用いてステップ  $S 0 1 \sim S 0 4$  として記載された工程を一体として実行してもよい。また、各ステップ  $S 0 1 \sim S 0 4$  を独立して実行させるプログラムによって、コンピュータに対して実行させることもできる。

#### 【 0 0 6 8 】

あるいはステップ  $S 0 1 \sim S 0 4$  として記載された工程をそれぞれ別個に実行するハードウェアを用いてパラメータ最適化部 1 2 を構成しても良い。

#### 【 0 0 6 9 】

##### b 3) 数え上げ的手法.

数え上げ的手法の例として、Simulated Annealingと呼ばれる手法や、Simulated Diffusionと呼ばれる手法（以下それぞれ「SA法」、「SD法」と仮称する）が公知である。例えばSA法を半導体素子に適用した例としては“Modeling of Microwave Semiconductor Devices Using Simulated Annealing Optimization” (Man-Kuan Vai, et al., IEEE Trans. Electron Devices, Vol.ED-36, No4, pp761-762, Apr. 1989、以下「文献 1」とする) があり、SD法を半導体素子に適用した例としては“Fast Simulated Diffusion: An Optimization Algorithm for Multiminimum Problems and Its Application to MOSFET Model Parameter Extraction” (T. Sakurai, et al., IEEE Trans. computer-Aided Design, Vol. CAD-11, No2, pp228-233, Feb. 1992、以下「文献 2」とする) がある。

## 【 0 0 7 0 】

S A 法、S D 法では所定の更新量が与えられたパラメータを用いて誤差関数  $S$  を求め、誤差関数  $S$  が増大する場合には確率  $Q$  で上記更新量が与えられたパラメータを、更新されたパラメータとして採用する。例えば文献 1 では、更新の基礎量  $V_0$  と乱数  $R$  ( $0 \leq R \leq 1$ ) とを用いて、パラメータの更新に供せられる更新量として  $\Delta V = R V_0$  を採用している。そして  $\Delta V$  だけ増加したパラメータが所定の範囲を越えない限り、更新されたパラメータとして次の計算に採用される。また文献 2 では、誤差関数  $S$  の勾配に比例した更新量がパラメータに加算され、この加算されたパラメータによって得られた誤差関数  $S$  の値が大きくなれば、確率  $Q$  を以てそのパラメータを更新されたパラメータとして採用する。具体的には誤差関数  $S$  の値を増大させたパラメータが得られた場合には乱数  $R$  を発生させ、これが確率  $Q$  以下であることを条件としてそのパラメータを更新されたパラメータとして採用する。逆に、得られた誤差関数  $S$  の値が小さくなればそのパラメータを更新されたパラメータとして採用する。

## 【 0 0 7 1 】

S A 法、S D 法のいずれにもいわゆるメトロポリス法が採用される。メトロポリス法は例えば “Simulated Annealing Algorithms: An Overview” (Rob A. Rut enbar, IEEE Circuits and Devices Magazine, Jan., 1989, pp19-25、以下「文献 3」とする) に紹介されている。これを S A 法、S D 法に則していえば、誤差関数  $S$  が増加量  $\delta S$  ( $> 0$ ) だけ増加する確率  $Q$  を、 $\exp(-\delta S/T)$  として求め、 $0 < Q \leq 1$  が成立する。

## 【 0 0 7 2 】

ここで除数  $T$  はパラメータを更新して繰り返し計算を行う度に減少して更新される所定量である。例えば文献 1 では擬温度 (pseudo-temperature) と呼ばれ、その初期値は 5 0 0 以上に設定され、繰り返し計算の度に 9 0 % の値へと更新される。

## 【 0 0 7 3 】

S A 法、S D 法において収束判定条件としては、例えばパラメータの大きさが所定範囲内にあるか否かや、乱数の発生回数が予め定められた上限に達したか否

かが採用される。あるいは擬温度  $T$  が十分冷却されたか否かが採用される。

【0074】

その他にも例えば、数え上げ的手法の収束判定条件として、誤差関数  $S$  が所定回数連続して減少するか否かを採用しても良い。

【0075】

すなわち、誤差関数  $S$  が所定回数連続して減少すれば、誤差関数  $S$  はパラメータの更新を伴った繰り返し計算に対して単調に減少すると判断して数え上げ的手法を終了する。即ち、 $k$  回目の繰り返し計算で得られた誤差関数  $S$  の大きさを  $S_k$  として式 (5) を以て収束判定条件とする。

【0076】

【数5】

$$S_k > S_{k+1} > \cdots S_{k+t} \quad \cdots (5)$$

【0077】

連続して誤差関数  $S$  の値が減少する回数  $t$  は、例えば 6 に設定される。この収束判定条件は図 3 におけるステップ S02 に相当し、連続する  $t$  個の状態の間、即ちパラメータ群  $P$  を更新して行われた  $t$  回の計算の間で、誤差関数  $S$  が減少すればステップ S04 へと進み、そうでなければステップ S03 へと進む。

【0078】

なお SD 法では、メトロポリス法に加えて、更にブラウン運動の揺らぎの項 (Brownian) もパラメータの更新量の一部として採用する。例えば文献 2 ではパラメータの更新に供せられる更新量  $dx$  として、式 (6) が示されている。

【0079】

【数6】

$$dx = -\nabla f(x) dt + \sqrt{2T} dw \quad \cdots (6)$$

【0080】



但し式(6)ではパラメータ群 $P$ 、誤差関数 $S$ に相当するものとしてそれぞれパラメータ $x$ 、関数 $f$ が採用されている。右辺第1項はドリフト項であり、同第2項がブラウン運動の揺らぎに相当する。但し $dw$ はガウスのランダムノイズ (Gaussian random noise) である。

【0081】

b4) ニュートン法系解法.

誤差関数 $S$ が最小となる場合には、式(7)が満足されることになる。

【0082】

【数7】

$$\frac{\partial S}{\partial p_j} = 0 \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad \dots (7)$$

【0083】

これはパラメータ群 $P$ を構成するパラメータ $p_1, p_2, \dots, p_n$ を未知変数とする $n$ 次の非線形連立方程式である。この連立方程式を解くために繰り返し計算が行われてパラメータ群 $P$ が更新される。更新されたパラメータ群 $P$ に基づいて得られる誤差関数 $S$ が単調に減少する手法として、ニュートン法が最も一般的な数値解法である。この解法においては、パラメータ群 $P$ に対する更新量 $\Delta P$ は式(8)の表記を用いて、式(9)で計算される。

【0084】

【数8】

$$P = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{pmatrix}, \quad G = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_m \end{pmatrix}, \quad F = \begin{pmatrix} f(v_1, P) \\ f(v_2, P) \\ \vdots \\ f(v_m, P) \end{pmatrix} \quad \dots (8)$$

【0085】

【数 9】

$$\Delta P = \left[ J^T W J - H_{(k)} W (G - F) \right]^{-1} J^T W (G - F)$$

$$\text{但し、} J_{ij} = \frac{\partial}{\partial p_j} f(v_i, P), W_{ij} = \begin{cases} 1 / \sqrt{\sigma_i^2} & (i = j) \\ 0 & (i \neq j) \end{cases}$$

$$H_{(k)ji} = \frac{\partial^2 f(v_i, P)}{\partial p_j \partial p_k} \dots (9)$$

【0 0 8 6】

但し、 $k = 1, 2, \dots, n$ であり、 $J^T$ は $J$ の転置行列を示している。また鉤括弧内は関数 $f(v, P)$ のヘシアンを表している。

【0 0 8 7】

更新量 $\Delta P$ を求める計算効率を向上させるために種々の近似手法が用いられており、例えばGauss-Newton法では関数 $f$ の2階微分以上の項を無視して、

【0 0 8 8】

【数 1 0】

$$\Delta P = \left[ A^T A \right]^{-1} C$$

$$\text{但し、} A = W^{1/2} J, B = W^{1/2} (G - F), C = A^T B \dots (10)$$

【0 0 8 9】

を採用する。式(10)からは、QR分解を用いて、逐次的にパラメータ群 $P$ が求められる。

【0 0 9 0】

収束性を更に改善するために、ヘシアンの近似として、誤差関数 $S$ の大きさが小さくなる方向の成分を強調するために対角項を付加するLevenberg-Marquardt

法が提案されている。この手法に関しては、例えば “General Optimization and Extraction of IC Device Model Parameters” (K. Dogains and D.L.Scharfetter, IEEE Trans. Electron Devices, Vol.ED-30, No9, pp1219-1228, Sep. 1983) に紹介されている。具体的には、式 (11) に基づいて更新量  $\Delta P$  を計算する。

【0091】

【数11】

$$\Delta P = \left[ A^T A + \lambda D \right]^{-1} C$$

但し、 $D = I + \text{diag} (A^T A) \dots (11)$

【0092】

ここで、 $I$  は単位行列であり、 $\text{diag} ()$  は、対角成分として  $()$  内の行列の対角成分を採用し、その他の成分としては零を有する行列を示す。また係数  $\lambda$  は繰り返し計算の開始当初は大きく、例えば 0.1 程度に設定され、解の近傍においては零となるように設定される。

【0093】

図4は、ニュートン法系解法において式 (10) を用いた場合を示すフローチャートである。ステップ124において、第  $r$  回目にパラメータ群  $P^{(r)}$  に対し、更新量  $[A^T A]^{-1} C$  だけ増加させて、第  $(r+1)$  回目に求められるパラメータ群  $P^{(r+1)}$  を計算する。そしてステップ125においてパラメータ群  $P^{(r+1)}$  を用いて誤差関数  $S$  を更新する。そしてステップ126において、誤差関数  $S$  が十分小さいか、即ち所定の誤差範囲において零であるかが判断される。そして所定の誤差範囲内で誤差関数  $S$  が零であれば最適化は終了し、そうでなければステップ127において回数  $r$  を1増加させた後、ステップ124に戻る。

【0094】

ステップ126において、更新されたパラメータ群  $P^{(r+1)}$  が更新前のパラメータ群  $P^{(r)}$  と所定の範囲内に収まると判断されれば、それ以上計算を続けても

パラメータ群  $P$  の精度を上げることができないので、最適化は終了する。これがニュートン法系解法における収束判定条件である。なお、所定の範囲内に収まらなければ、ステップ 1 2 7 を介してステップ 1 2 4 へと戻る。

## 【 0 0 9 5 】

なお、図 4 におけるステップ 1 2 4, 1 2 5 が図 3 におけるステップ S 0 1 に相当し、図 4 におけるステップ 1 2 6 が図 3 におけるステップ S 0 2 に相当する。

## 【 0 0 9 6 】

## C. 変形：

文献 3 ではメトロポリス法において確率をボルツマン分布の形で扱う場合を述べているが、文献 2 に紹介されているようにローレンツ分布を採用しても良い。また、ボルツマン分布を級数展開して、その低次項から所定数の項以降を無視した関数を採用しても良い。

## 【 0 0 9 7 】

## &lt; 実施の形態 2 &gt;

本実施の形態は、実施の形態 1 にかかる物性モデルのパラメータ抽出方法の変形例であり、誤差要素の値を各特性量ごとに十分に減少させることができるだけでなく、さらに、パラメータの抽出を効率良くかつ迅速に行うことができる物性モデルのパラメータ抽出方法である。

## 【 0 0 9 8 】

式 (2) に示された誤差関数  $S$  を用いて、物性モデルとして設定された関数  $f_y(v_i, P)$  と観測値とをフィッティングする際に、どの程度まで誤差関数  $S$  の値が減少すれば質の良いパラメータ群  $P$  が得られたと判断すればよいか、という問題がある。

## 【 0 0 9 9 】

すなわち、従来の技術の説明において第 2 の問題点として示したように、最小値ソルバとして数え上げ的手法を用いると、真の最小値へ到達するのに必要な計算負荷は膨大となってしまうという問題があった。また、ニュートン法系解法を用いる場合には、局所最小値に陥るという問題があった。

## 【 0 1 0 0 】

そこで、何らかの基準に照らし合わせて誤差の最小化の程度が十分に小さくなったと判断したときに、その段階で直ちに計算を終了させてパラメータ群  $P$  の抽出を行う方が効率的である。

## 【 0 1 0 1 】

さて、式 (2) に示された誤差関数  $S$  に注目すると、関数  $f_y(v_i, P)$  が観測対象となる  $u$  個のサンプルの母集団についての特性量  $g_{iy}$  の平均値を表していると考えれば、この式 (2) は  $\chi^2$  分布に従うと考えられる。外部要因群  $v_i$  の各バイアス点 (例えば  $v_s$ ) において、特性量  $g_{sy}$  の観測値の誤差要因が偶発的なものであるとすれば、その母集団における誤差分布は正規分布をなしていると考えられ、また、式 (2) 中の特性量  $g_{sy}$  が各サンプルの物性の観測値を表し、分散  $\sigma_{sy}^2$  が母集団の分散の不偏推定値を表しているからである。

## 【 0 1 0 2 】

よって、式 (2) に示された誤差関数  $S$  が  $\chi^2$  分布に従うことを利用して、更新されたパラメータ群  $P$  を用いて計算した関数  $f_y(v_s, P)$  が複数のサンプルから得られた各々の特性量群  $g_{sy}$  の観測値を再現できているかどうかを検定し、再現できていると検定された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するようにすればよい。

## 【 0 1 0 3 】

この検定は、関数  $f_y(v_i, P)$  が観測対象の母集団の平均値を表しているとの仮説が棄却されるか否かを判断することにより行える。すなわち、更新されたパラメータ群  $P$  の各値に基づいて誤差関数  $S$  の値を計算し、0 からその値までの  $\chi^2$  分布関数の積分を行って得られる確率の値が、所定の棄却水準の値の範囲内に収まるかどうかによって仮説が棄却されるか否か判断するのである。そして、仮説が棄却される場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を採用せずに更新を行う。一方、仮説が棄却されなかった場合には、関数  $f_y(v_s, P)$  が特性量群  $g_s$  の観測値を再現できているとみなして、そのときのパラメータ群  $P$  を質の良いパラメータ群  $P$  と判断する。

## 【 0 1 0 4 】

具体的には、以下の手法により検定を行う。まず、 $\chi^2$ 分布関数は以下の式（12）で表される。

【0105】

【数12】

$$F_x(S) = \frac{\left(\frac{S}{2}\right)^{\left(\frac{x}{2}-1\right)}}{2\Gamma\left(\frac{x}{2}\right)} \cdot \exp\left(-\frac{S}{2}\right) \cdots (12)$$

【0106】

ここで、 $F_x(S)$  は  $\chi^2$  分布関数を、 $x$  は自由度を、 $\Gamma()$  はガンマ関数を、それぞれ表している。なお、自由度  $x$  は、外部要因群  $v_i$  のバイアス点の数  $m$  とパラメータ群  $P$  の数  $n$  とを用いて  $x = m - n - 1$  として計算される。

【0107】

そして、式（12）を、以下の式（13）の左辺に示すように、 $S = 0$  から  $S = S_0$ （ $S_0$  は更新されたパラメータ群  $P$  の各値に基づいて計算された誤差関数  $S$  の値）まで積分して、 $\chi^2$  分布関数の確率値を計算する。

【0108】

【数13】

$$\int_0^{S_0} F_x(S) ds < (1 - \alpha) \cdots (13)$$

【0109】

ここで、右辺の  $(1 - \alpha)$  は棄却水準を表し、 $\alpha$  としては例えば 0.01、0.05、0.10 等の値が採用される。

【0110】

式（13）に示すように、左辺の計算値が右辺の値よりも小さくなれば、仮説は棄却されず、そのときのパラメータ群  $P$  が誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメ

ータ群として採用される。一方、左辺の計算値が右辺の値よりも大きくなれば、仮説は棄却され、そのときのパラメータ群  $P$  は採用されず、関数  $f_y(v_s, P)$  が特性量群  $g_s$  の観測値を再現できていないと検定される。

## 【 0 1 1 1 】

なお、更新されたパラメータ群  $P$  を用いて計算した関数  $f_y(v_s, P)$  が特性量群  $g_{sy}$  の観測値を再現できていないと検定された場合には、実施の形態 1 におけると同様の最小値ソルバの収束判定条件を用いて、そのときのパラメータ群  $P$  が誤差関数  $S$  の最小値を与えるかどうかを判断すればよい。

## 【 0 1 1 2 】

そして、最小値を与えると判断された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として採用し、最小値を与えると判断されなかった場合には、実施の形態 1 におけると同様、更新の回数に応じてパラメータ群  $P$  の更新を行うかどうか判断すればよい。

## 【 0 1 1 3 】

図 5 のフローチャートは、上記の一連のステップを表したものである。すなわち、ステップ S 1 1 は数え上げ的手法やニュートン法系解法などの最小値ソルバを行うステップであり、ステップ S 1 2 は  $\chi^2$  分布関数の確率値を計算して、更新されたパラメータ群  $P$  を用いて計算した関数  $f_y(v_s, P)$  が特性量群  $g_{sy}$  の観測値を再現できているかどうかを検定するステップである。そして、ステップ S 1 3 は最小値ソルバの収束判定条件を満たすかどうかを判断するステップであり、ステップ S 1 4 は更新の回数に応じてパラメータ群  $P$  の更新を行うかどうか判断するステップである。

## 【 0 1 1 4 】

そして、ステップ S 1 2 において再現できていると検定されたとき、および、ステップ S 1 3 において収束判定条件を満たすと判断されたときには、いずれも、誤差関数  $S$  が収束したとみなして、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する（ステップ S 1 5）。また、ステップ S 1 4 において、更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えなかったと判断されたときにはパラメータ群  $P$  を更新してステップ S 1 1 に戻り、超えたと判

断されたときにはそのときのパラメータ群  $P$  を誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する（ステップ  $S 1 5$ ）。

#### 【 0 1 1 5 】

本実施の形態に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を用いれば、誤差関数  $S$  の値が  $\chi^2$  分布に従うことを利用して関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できているか検定を行い、再現できていると検定された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するので、誤差関数  $S$  の値が最小値とみなせる程度に収束するまで計算を繰り返す必要はなく、パラメータ群の抽出を効率的かつ迅速に行える。

#### 【 0 1 1 6 】

また、ステップ  $S 1 3$ ， $S 1 4$  を備えているので、関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できていないと検定された場合であっても、副次的にパラメータ群  $P$  の抽出を行うことができる。

#### 【 0 1 1 7 】

#### ＜実施の形態 3＞

本実施の形態は、実施の形態 2 にかかる物性モデルのパラメータ抽出方法の変形例である。すなわち、本実施の形態においては、図 5 に示したフローチャートのうちステップ  $S 1 4$  において更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えたときには、そのときのパラメータ群  $P$  を誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する代わりに、最小値ソルバの手法を変更する。そして、新たな最小値ソルバを用いて、再度、関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できているかの検定、最小値ソルバの収束判定条件を満たすかどうかの判断、および、更新の回数に応じてパラメータ群  $P$  の更新を行うかどうかの判断を行う。

#### 【 0 1 1 8 】

図 6 は、本実施の形態の一例として、最初に数え上げ的手法を最小値ソルバに採用し、更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えたときにはニュートン法系解法を最小値ソルバに採用する場合のフローチャートである。すなわち、ステップ  $S 2 1$  は数え上げ的手法を行うステップであり、ステップ  $S 2 2$  は  $\chi^2$  分布関数の確率値を計算して、更新されたパラメータ群  $P$  を用いて計算した関数  $f_y$  (



$v_s, P$ ) が特性量群  $g_{sy}$  の観測値を再現できているかどうかを検定するステップである。そして、ステップ S 2 3 は最小値ソルバの収束判定条件を満たすかどうかを判断するステップであり、ステップ S 2 4 は更新の回数に応じてパラメータ群  $P$  の更新を行うかどうか判断するステップである。なお、ステップ S 2 2 において再現できていると検定されたとき、および、ステップ S 2 3 において収束判定条件を満たすと判断されたときには、いずれも、誤差関数  $S$  が収束したとみなして、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する（ステップ S 2 9）。また、ステップ S 2 4 において、更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えなかったと判断されたときにはパラメータ群  $P$  を更新してステップ S 2 1 に戻る。

## 【 0 1 1 9 】

一方、ステップ S 2 4 において更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えたと判断されたときには、更新の回数  $\# I_{ter}$  を初期値 0 に戻し、最小値ソルバをニュートン法系解法に変化させる（ステップ S 2 5）。そして、ステップ S 2 2 ～ S 2 4 と同様のステップ S 2 6 ～ S 2 8 を行う。

## 【 0 1 2 0 】

そして、ステップ S 2 6 において再現できていると検定されたとき、および、ステップ S 2 7 において収束判定条件を満たすと判断されたときには、いずれも、誤差関数  $S$  が収束したとみなして、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する（ステップ S 2 9）。また、ステップ S 2 8 において、更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えなかったときにはパラメータ群  $P$  を更新してステップ S 2 5 に戻り、超えたときにはそのときのパラメータ群  $P$  を誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する（ステップ S 2 9）。

## 【 0 1 2 1 】

また図 7 は、本実施の形態の他の一例として、最初にニュートン法系解法を最小値ソルバに採用し、更新の回数  $\# I_{ter}$  が所定の回数  $I_{max}$  を超えたときには数え上げ的手法を最小値ソルバに採用する場合のフローチャートである。図 7 に示すステップ S 3 1 ～ S 3 9 は、数え上げ的手法を行うステップ S 2 1 とニュート

ン法系解法を行うステップ S 2 5 とを入れ替えた点を除いては、図 6 と同様である。

#### 【 0 1 2 2 】

図 6 の場合には、最初に数え上げ的手法を行うので、大域的にある程度、誤差関数  $S$  を最小値に近づけることができ、その後、ニュートン法系解法によって局所的な最小値を求めることができる。

#### 【 0 1 2 3 】

一方、図 7 の場合には最初にニュートン法系解法を行うので、計算負荷が小さく、早い段階で質の良いパラメータ群  $P$  を求めることができる場合がある。そして、ニュートン法系解法で質の良いパラメータ群  $P$  を求めることができなかったとしても、その後、数え上げ的手法によりパラメータ群  $P$  を求めることが可能である。

#### 【 0 1 2 4 】

本実施の形態に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を用いれば、パラメータ群  $P$  の更新の回数が所定の回数を超えたかどうか判断を行う際に、超えたと判断された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する代わりに、最小値ソルバの手法を変化させて、再び関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できているかの検定、最小値ソルバの収束判定条件を満たすかどうかの判断、および、更新の回数に応じてパラメータ群  $P$  の更新を行うかどうかの判断を行うので、例えば数え上げ的手法またはニュートン法系解法のいずれか一方を最初に最小値ソルバに採用しておき、その手法でパラメータ群  $P$  を抽出できなかった場合には、他方の手法を最小値ソルバに採用し直してパラメータ群  $P$  の抽出を再度試みることができる。

#### 【 0 1 2 5 】

##### 【発明の効果】

請求項 1 に記載の発明によれば、ステップ (b) において、複数のサンプルの観測値の分散  $\sigma_{iy}^2$  で各々の特性量  $g_{iy}$  とこれに対応する関数  $f_y(v_s, P)$  との差の平方を除した値を、外部要因群の複数次に亘って総和することで誤差関数  $S$  を求めるので、誤差関数  $S$  内の各特性量において生じる誤差の値に大小の差があ

ったとしても、各特性量ごとに分散  $\sigma_{iy}^2$  で除されることで誤差に含まれる観測値のばらつきや偏りの影響を補正することができる。よって、誤差関数  $S$  は各特性量について規格化された関数となり、特定の特性量の誤差が偏って誤差関数  $S$  に強い影響を与えることはなく、誤差の値を各特性量ごとに十分に減少させることが可能な物性モデルのパラメータ抽出方法を得ることができる。

## 【 0 1 2 6 】

請求項 2 に記載の発明によれば、ステップ (b-1) において、誤差関数  $S$  の値が  $\chi^2$  分布に従うことを利用して、関数  $f_y(v_s, P)$  が特性量群  $g_s$  の観測値を再現できているかどうかを検定し、関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できていると検定された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出するので、誤差関数  $S$  の値が最小値とみなせる程度に収束するまで計算を繰り返す必要はなく、パラメータ群の抽出を効率的かつ迅速に行える。

## 【 0 1 2 7 】

請求項 3 に記載の発明によれば、ステップ (b-1) において、パラメータ群  $P$  を更新して求められた誤差関数  $S$  の値が最小値とみなすことができるかどうか判断するステップ (b-2) と、更新の回数が所定の回数を超えたかどうか判断するステップ (b-3) とをステップ (b) が含むので、関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できていないと検定された場合であっても、副次的にパラメータ群  $P$  の抽出を行うことができる。

## 【 0 1 2 8 】

請求項 4 に記載の発明によれば、ステップ (b-3) において更新の回数が所定の回数を超えたかどうか判断を行う際に、超えたと判断された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する代わりに、ステップ (b-a) の手法を変化させて、再びステップ (b-1) ~ (b-3) を行うので、例えば数え上げ的手法またはニュートン法系解法のいずれか一方を最初にステップ (b-a) に採用しておき、その手法でパラメータ群  $P$  を抽出できなかった場合には、他方の手法をステップ (b-a) に採用し直してパラメータ群  $P$  の抽出を再度試みることができる。

【 0 1 2 9 】

請求項 5 に記載の発明によれば、請求項 1 乃至請求項 4 のいずれか一つに記載の物性モデルのパラメータ抽出方法をコンピュータに実行させることができる。

【 0 1 3 0 】

請求項 6 に記載の発明によれば、精度良くかつ計算コストの低い特性シミュレーションに基づいて物理的プロセスが実行されるので、作製される非線形素子も設計仕様に近く、またコストが低く実現できる。

【図面の簡単な説明】

【図 1】 本発明に係る L S I 装置の製造工程の概略を例示するフローチャートである。

【図 2】 本発明に係るパラメータ抽出装置の動作を示すフローチャートである。

【図 3】 実施の形態 1 に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を示すフローチャートである。

【図 4】 ニュートン法系解法を示すフローチャートである。

【図 5】 実施の形態 2 に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を示すフローチャートである。

【図 6】 実施の形態 3 に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を示すフローチャートである。

【図 7】 実施の形態 3 に係る物性モデルのパラメータ抽出方法を示すフローチャートである。

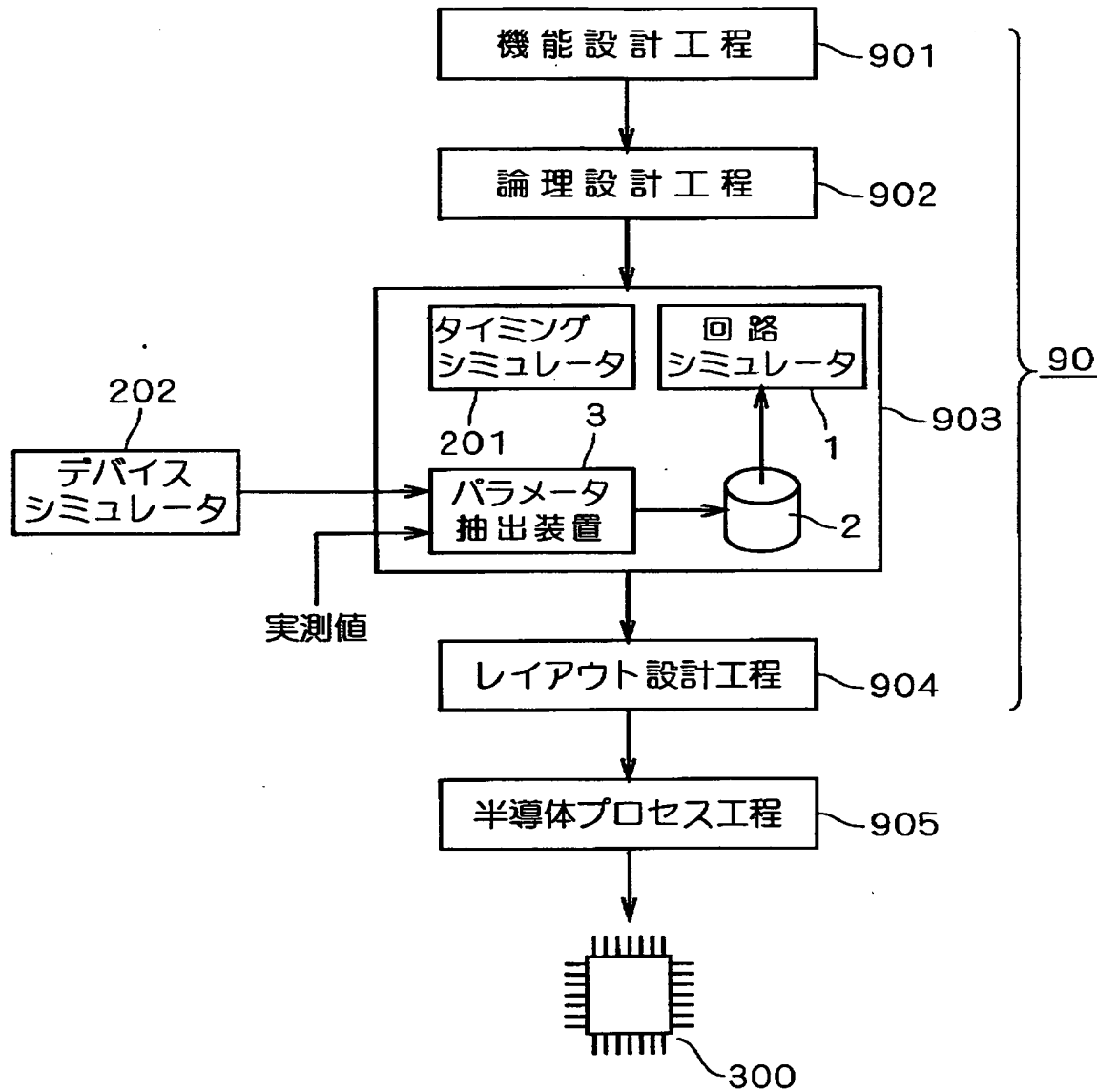
【符号の説明】

1 回路シミュレータ、 9 0 3 回路設計工程。

【書類名】

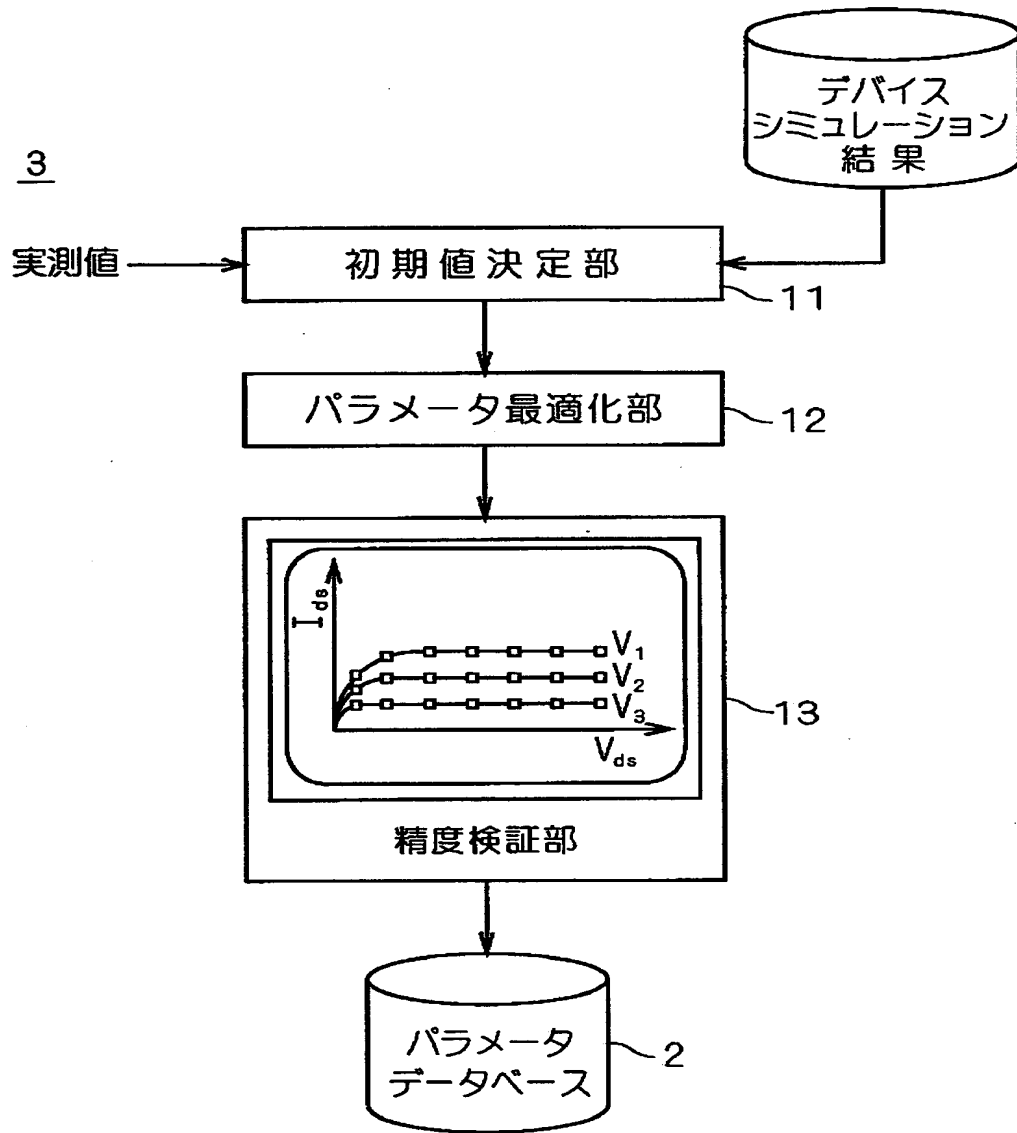
図面

【図 1】

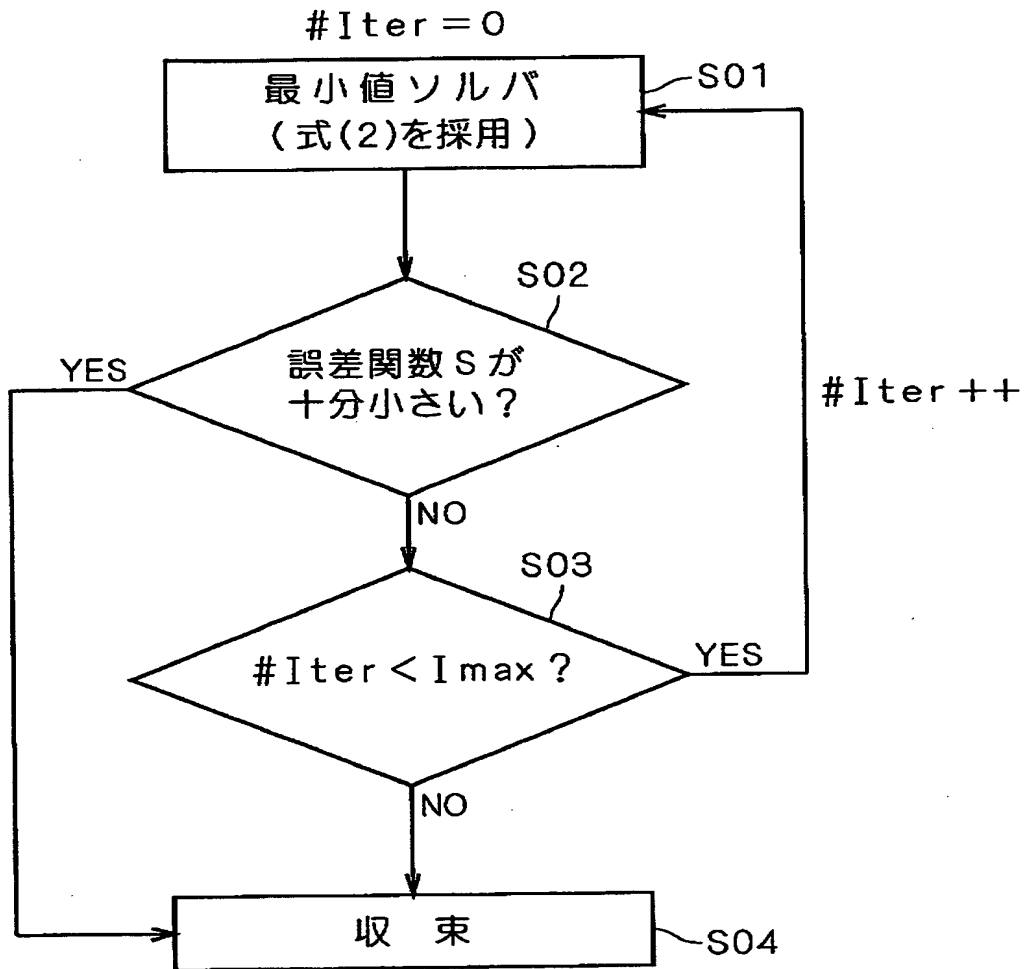


903 : 回路設計工程

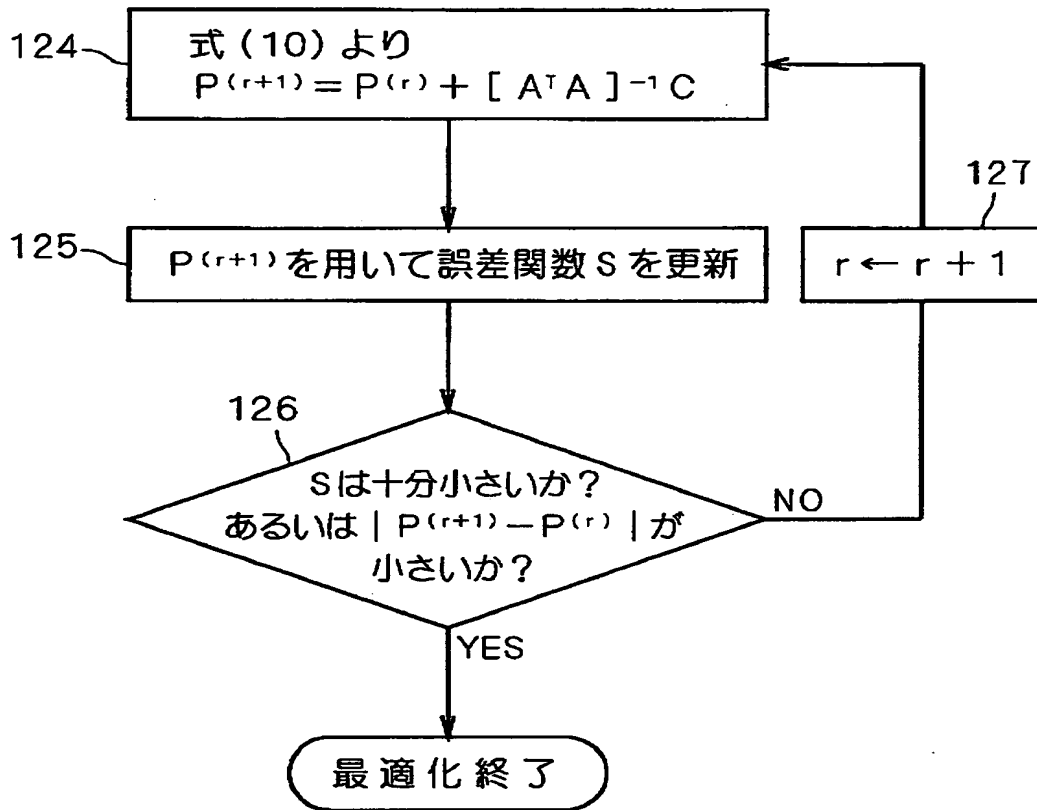
【図 2】



【図 3】

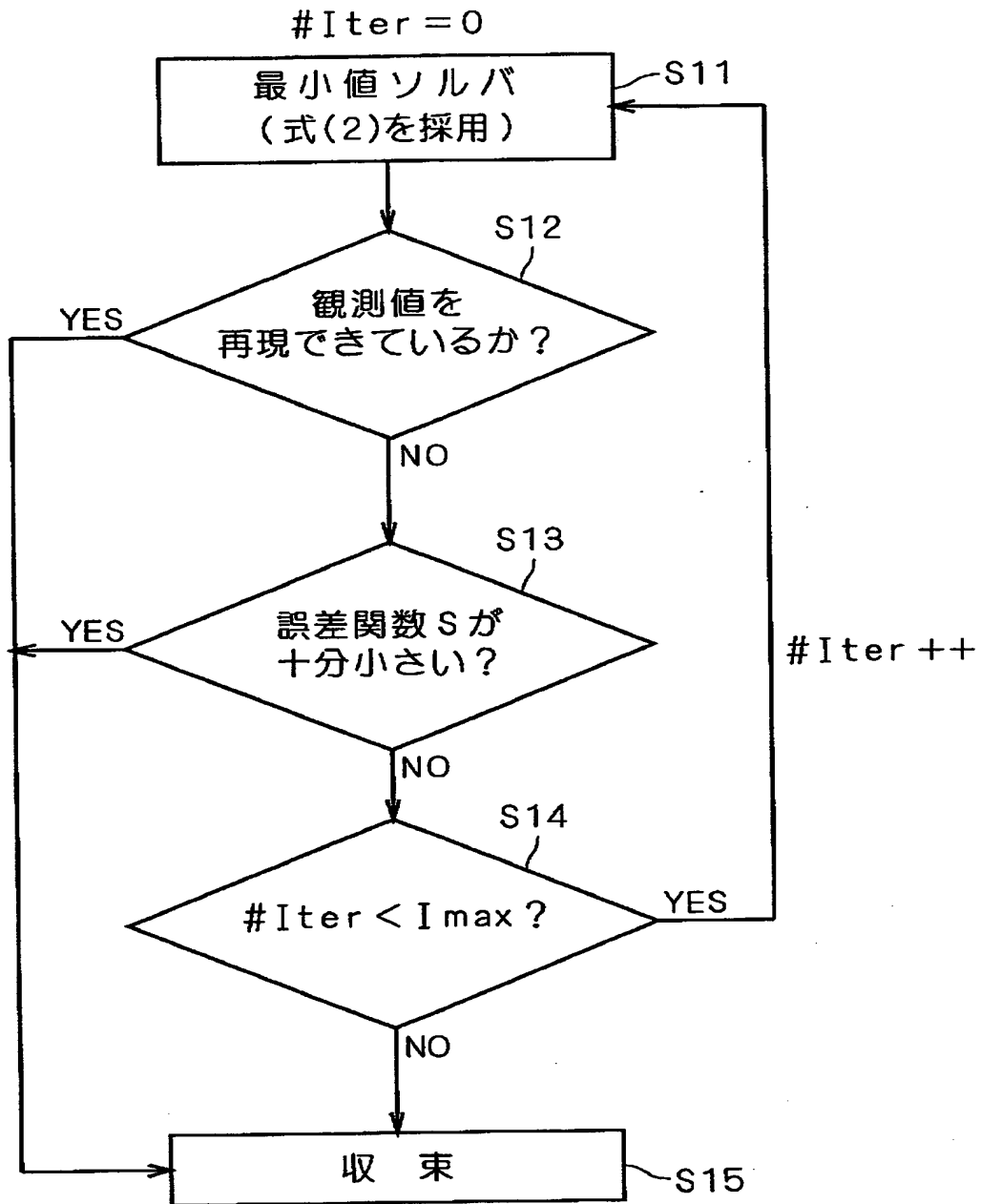


【図 4】

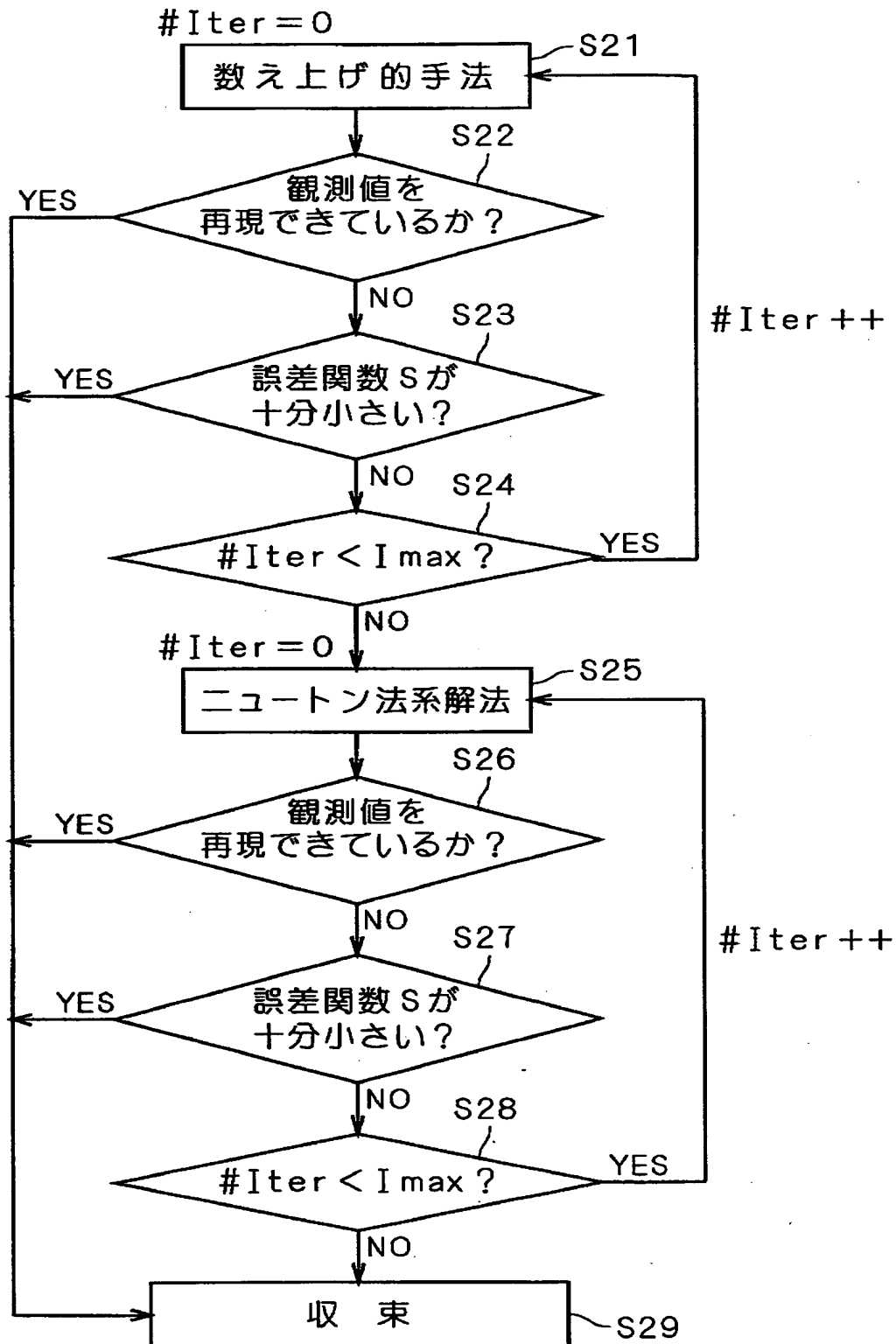




【図 5】



【図 6】





【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 誤差関数内の各特性量において生じる誤差の値に大小の差があったとしても誤差の値を各特性量ごとに充分に減少できる物性モデルのパラメータ抽出方法であって、真の解を得るためのパラメータ抽出を迅速に行える技術を得る。

【解決手段】 複数のサンプルの観測値の分散  $\sigma_{iy}^2$  で各々の特性量  $g_{iy}$  とこれに対応する関数  $f_y(v_i, P)$  との差の平方を除した値を、外部要因群の複数に亘って総和することで誤差関数  $S$  を定義する。各特性量において生じる誤差の値に大小の差があったとしても、各特性量ごとに分散  $\sigma_{iy}^2$  で除されることで、誤差に含まれる観測値のばらつきや偏りの影響を補正することができる。また、誤差関数  $S$  の値が  $\chi^2$  分布に従うことを利用して関数  $f_y(v_s, P)$  が観測値を再現できているか検定を行い、再現できていると検定された場合には、そのときのパラメータ群  $P$  を、誤差関数  $S$  の最小値を与えるパラメータ群として抽出する。

【選択図】 図 5

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [000006013]

1. 変更年月日 1990年 8月24日  
[変更理由] 新規登録  
住 所 東京都千代田区丸の内2丁目2番3号  
氏 名 三菱電機株式会社